

## Rozpoznawanie i pomiar emocji w badaniach doświadczeń klienta\*

### Małgorzata Budzanowska-Drzewiecka

Uniwersytet Jagielloński w Krakowie

e-mail: m.budzanowska-drzewiecka@uj.edu.pl

ORCID: 0000-0001-6651-4037

### Adrian Lubowiecki-Vikuk

Szkoła Główna Handlowa w Warszawie

e-mail: alubow@sgh.waw.pl

ORCID: 0000-0001-9672-9514

© 2023 Małgorzata Budzanowska-Drzewiecka, Adrian Lubowiecki-Vikuk

Praca opublikowana na licencji Creative Commons Uznanie autorstwa-Na tych samych warunkach 4.0 Międzynarodowe (CC BY-SA 4.0). Skrócona treść licencji na <https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/deed.pl>

**Cytuj jako:** Budzanowska-Drzewiecka, M. i Lubowiecki-Vikuk, A. (2023). Rozpoznawanie i pomiar emocji w badaniach doświadczeń klienta. *Prace Naukowe Uniwersytetu Ekonomicznego we Wrocławiu*, 67(5), 67-77.

**DOI:** 10.15611/pn.2023.5.06

**JEL Classification:** D91, M31

**Streszczenie:** Badanie doświadczeń klienta wymaga rozwijania metodyki ich pomiaru pozwalającej na uwzględnienie ich złożoności. Jedną z ważnych składowych doświadczeń są emocje, których rozpoznawanie i pomiar stanowi wciąż wyzwanie dla badaczy. Celem artykułu jest dyskusja na temat metod i technik wykorzystywanych do rozpoznawania i pomiaru emocji w badaniach doświadczeń klienta. Szczególną uwagę poświęcono wykorzystaniu technik wywodzących się z neuronauki konsumenckiej, w tym dylematom związanym z sięganiem po automatyczną analizę ekspresji mimicznej. Studia literaturowe pozwoliły na dyskusję dotyczącą korzyści i ograniczeń stosowania automatycznej analizy ekspresji mimicznej w pomiarze doświadczeń klientów. Mimo ograniczeń, mogą one być traktowane jako atrakcyjne uzupełnienie metod i technik pozwalających na uchwycenie emocjonalnych komponentów doświadczenia klienta na różnych etapach (przed zakupem, w jego czasie i po nim).

**Słowa kluczowe:** doświadczenie klienta, rozpoznawanie emocji, automatyczna analiza ekspresji twarzy, FaceReader, pomiar emocji

## 1. Wstęp

Doświadczenia klienta są jedną z kluczowych koncepcji marketingowych eksplorowanych zarówno wśród praktyków, jak i wśród naukowców. Akcentuje ona odejście od traktowania klienta jako racjonalnego decydenta, podkreślając tym samym znaczenie emocji. Pozwala to na całościowe ujęcie doświad-

\* Artykuł naukowy jest efektem stażu naukowego zrealizowanego w Szkole Głównej Handlowej (CRU-1245/2023).

czenia konsumpcyjnego, które jako takie jednocześnie jest poznawcze, hedoniczne, symboliczne i estetyczne (Schmitt, 1999). Atrakcyjność tej koncepcji dla praktyki wynika z konieczności poszukiwania podstaw budowania przewagi konkurencyjnej, której źródłem może być koncentrowanie się na działaniach kształtujących doświadczenia klienta (Kumar i in., 2022) poprzez dostarczanie propozycji wartości (Clatworthy, 2022). W konsekwencji mogą one osiągnąć status organizacji doświadczeniocentrycznej, jednak tylko wtedy, kiedy emocjonalne doświadczenie klienta stanie się ich podstawą strategii. Niemniej, mimo zgodności co do rangi i walorów konkurencyjnych tej koncepcji, ustalenia dotyczące czynników pozwalających na kształtowanie doświadczeń klienta nie są jednoznaczne.

Badania nad doświadczeniami klienta systematycznie rozwijają się (zob. Becker i Jaakkola, 2020; Kranzbühler i in., 2018) od momentu wprowadzenia tego konstruktów przez Abbotta (1955) oraz przez Pinego i Gilmore'a (1998). Rosnąca liczba badań w tym zakresie doprowadziła do znacznego rozdrobnienia i zamieszania teoretycznego (Becker i Jaakkola, 2020). Przyczynia się do tego złożoność doświadczeń klienta, która powoduje, że badacze analizują zagadnienie z odmiennych perspektyw, tj. organizacji vs. konsumenta (Kranzbühler i in., 2018), bądź jako odpowiedzi na konkretne bodźce (punkty styku klienta z ofertą) vs. cały proces konsumpcyjny (Becker i Jaakkola, 2020). Badania nad tym zagadnieniem wymagają uchwycenia wielozmysłowych i emocjonalnych aspektów doświadczeń wynikających z użytkowania produktu czy usługi, co rodzi problemy metodologiczne związane z ich konceptualizacją i operacjonalizacją. Powszechne we wcześniejszych badaniach koncentrowanie się na kontakcie klienta z produktami jest coraz częściej zastępowane analizami osadzonymi w neuromarketingu czy marketingu sensorycznym, w których to centrum uwagi są bodźce pozwalające na tworzenie zmysłowych doświadczeń (Kranzbühler i in., 2018). Co istotne, niezależnie od przyjętej przez badaczy perspektywy analitycznej jedną z głównych składowych doświadczenia konsumpcyjnego jest pobudzenie emocjonalne (Hirschman i Holbrook, 1982). Jest ono ważne zarówno w przypadku analizowania konkretnych punktów styku klienta z produktem, jak i w przypadku sekwencji zdarzeń związanych z procesem zakupu i konsumpcji dobra. Uwzględnienie tego aspektu doświadczeń wymaga rozpoznania i pomiaru reakcji afektywnych jednostek doświadczających kontaktu z ofertą rynkową. W konsekwencji niezbędne są rozważania nad sposobem rozpoznawania i pomiaru emocji w badaniach doświadczeń klienta.

Z racji tego, że emocje są jednym z czynników oddziałujących na zachowania jednostek, są one badane przez przedstawicieli różnych dyscyplin, w tym także na gruncie marketingu (Babin i in., 1998; Bagozzi i in., 1999; Gaur i in., 2014; Richins, 1997). Zainteresowanie sposobami pomiaru emocji wzrosło w ciągu ostatniej dekady (Danner i Duerrschmid, 2018). Mimo to rozpoznawanie i pomiar emocji jest nadal jednym z trudniejszych wyzwań stojących przed badaczami doświadczeń klienta. Między innymi dlatego, że tradycyjne metody pomiaru doświadczeń nie były w stanie w pełni uchwycić stanów emocjonalnych konsumentów przed zakupem, w jego trakcie i po zakupie (zob. Godovykh i Tasci, 2020). Większość metod stosowanych do pomiaru emocji w badaniach konsumenckich opiera się na badaniach deklaratywnych (Danner i Duerrschmid, 2018), zakładających retrospektywny pomiar uświadamianych emocji. Jednak decyzje podejmowane przez konsumentów są często konsekwencją nieuświadamianych mechanizmów. Dlatego też pomiar emocji wymaga rozwijania metodyki pozwalającej na uchwycenie nieświadomych procesów, co jest przedmiotem rozwijającej się neuronauki konsumenckiej (Budzanowska-Drzewiecka, 2018a). Sięgnięcie po techniki z zakresu neuronauki konsumenckiej w badaniach doświadczeń klienta może przyczynić się do wyjaśnienia reakcji afektywnych na różnych etapach podróży konsumenckiej (przed, w trakcie i po) (Godovykh i Tasci, 2020), w tym uchwycenia ich w czasie rzeczywistym (Becker i Jaakkola, 2020). W konsekwencji wymaga to rozwijania metodyki i implementacji zróżnicowanych podejść do pomiaru emocji w badaniach doświadczeń klienta.

Celem artykułu jest dyskusja metod i technik wykorzystywanych do rozpoznawania i pomiaru emocji w badaniach doświadczeń klienta, w tym dylematów powiązanych z wykorzystaniem technik wywodzących się z neuronauki konsumenckiej, jak automatyczna analiza ekspresji mimicznej.

## 2. Podejścia wykorzystywane w rozpoznawaniu i pomiarze emocji w badaniach doświadczeń klienta

Badacze mają do dyspozycji wiele metod pozwalających na rozpoznawanie i pomiar emocji w badaniach doświadczeń klienta (zob. Klaus, 2015; Verhulst i in., 2019). Jednak wciąż nie pozwalają one w pełni na uchwycenie złożoności zagadnienia. Dylematy stojące przed badaczami analizującymi emocje w doświadczeniach konsumpcyjnych wynikają zarówno z natury samych emocji, jak i złożoności doświadczeń klienta.

Emocje reprezentują zjawiska motywacyjne z charakterystycznymi komponentami neurofizjologicznymi, ekspresyjnymi i doświadczalnymi (zob. Ekman i Rosenberg, 2005; Feldman Barrett, 2022). Emocje przejawiają się przez ekspresje emocjonalne, rozumiane przez Keltera, Oatleya i Jenkins (2021, s. 105) jako „wzorce zachowań objawiające się na twarzy, w głosie, ciele i dotyku” obejmujące pobudzenie somatyczne, subiektywne doznania oraz mimikę twarzy. Podstaw do ich konceptualizacji w badaniach doświadczeń klienta dostarczają w dużej mierze opracowania wybitnych badaczy emocji (np. Ekman i Rosenberg, 2005). Wynika z nich, że pomiar emocji może dotyczyć ich charakteru (emocje dyskretne) bądź intensywności i ukierunkowania (tonu, walencji). Prócz tego analizy mogą opierać się na modelach odnoszących się do kilku wymiarów (np. pobudzenia i walencji) charakteryzujących emocje dyskretne. Zasadność implementacji konkretnego sposobu pomiaru emocji wynika z tego, jaki ich aspekt jest przedmiotem analizy. Wcześniejsze badania, nie tylko w odniesieniu do doświadczeń klienta, ale szerzej – zachowań konsumentów, często koncentrowały się na walencji (tonie emocjonalnym) (Babin i in., 1998). Rzadziej analizowano wielowymiarowość emocji. Ponadto badania często odnoszą się do pozytywnych bądź negatywnych emocji konsumenckich, mimo że rozróżnienie to jest kwestionowane na rzecz dwubiegowości ludzkich emocji (Manthiou i in., 2020).

Druga grupa dylematów wynika z natury doświadczeń klienta. Doświadczenia klienta są niejednoznacznym konstruktem o wielowymiarowym charakterze (Godovykh i Tasci, 2020). Większość badaczy podkreśla, że składają się na nie podstawowe komponenty: poznawcze, emocjonalne, behawioralne, sensoryczne i społeczne (Lemon i Verhoef, 2016, s. 71). Można je odnieść do całej podróży zakupowej klienta, w tym do trzech ogólnych etapów: przed zakupem, w trakcie zakupów i po zakupie (Lemon i Verhoef, 2016). Dotyczą one odmiennych kontekstów konsumpcyjnych (Duerden i in., 2015), których zakres się poszerza dzięki rozwojowi technologii. Nie dotyczą one jedynie konsumpcji dobra w świecie rzeczywistym, ale wymagają analizowania doświadczeń konsumentów w Internecie. Ponadto upowszechnienie się mediów społecznościowych pozwoliło konsumentom na dzielenie się swoimi doświadczeniami wynikającymi z konsumpcji dóbr i usług w ramach komunikacji eWOM. To pozwala na analizowanie emocji ujawnianych w przekazach eWOM (np. recenzjach produktów *online*).

Z przytoczonych argumentów wynika zarówno konieczność podejmowania prób holistycznego analizowania doświadczeń klienta, z uwzględnieniem pomiaru komponentów w poszczególnych fazach, jak i rozwój sposobów rozpoznawania i pomiaru emocji, by uwzględnić ich złożony charakter, co pozwoliłoby lepiej zrozumieć klienta. Niemniej podejście takie nie zostało jeszcze wypracowane. Przeprowadzone przeglądy literatury dotyczące badań doświadczeń klienta potwierdzają stosowanie zróżnicowanych podejść metodologicznych w analizowaniu zagadnienia (zob. Becker i Jaakkola, 2020). Wśród nich znajdują się zarówno tradycyjne podejścia, jak i bardziej innowacyjne techniki, których możliwość wykorzystania jest ściśle powiązana z rozwojem technologii (Duerden i in., 2015; Godovykh i Tasci, 2020).

Emocje jako kluczowy element doświadczeń klienta często były mierzone jako retrospektywne pomiary samoopisowe (np. Bustamante, 2017; Soodan i Pandey, 2016), a ich wynik zazwyczaj odnosił się do ogólnej i stroniczej oceny emocji *ex post*. Metody te w większości nie uwzględniały różnorodności emocji (Huang, 2001), mimo kompleksowej natury dyskretnej emocji (Bagozzi i in., 1999). Wobec tego, zdaniem Richins (1997), metody te mogą być nieadekwatne do niektórych celów badawczych. Fakt, że emocje wywołują zarówno psychologiczne, jak i fizjologiczne reakcje, pozwala na sięganie po rozwiązania wychodzące poza pomiar deklaratywny (Danner i Duerschmid, 2018). W związku z tym pomiar

emocji może przebiegać za pomocą zróżnicowanych technik pozwalających na rejestrowanie reakcji organizmu. Ponadto zakres możliwych do zastosowania podejść wynika także z charakteru danych, na których podstawie można wnioskować o stanach emocjonalnych konsumentów (np. treści udostępnianych w mediach społecznościowych). Stąd badacze mogą sięgać po metody komputerowej analizy treści<sup>1</sup> (np. *social listening*, analityki tekstów, zdjęć czy materiałów wideo). rozdziału/W przypadku takiego podejścia do wykrywania stanów emocjonalnych<sup>2</sup> analiza komputerowa zastępuje człowieka w analizie zawartości treści mających postać cyfrową (wyrażonych w języku pisany). Pozwala to na zautomatyzowanie analizy treści i poddanie interpretacji większego zakresu danych (Turek, 2017). Wśród narzędzi wykorzystywanych w automatycznej analizie treści do identyfikacji wyrażanych w nich emocji ważną rolę odgrywa analiza sentymentu. Analiza sentymentu pozwala na poszukiwanie i analizowanie wydziwisku w tekstowej wypowiedzi. Opiera się na trzech podstawowych podejściach: technikach słownikowych, metodach statystycznych (*machine learning approach*) i podejściu hybrydowym (Cambria i in., 2017) (tab. 1).

Tabela 1. Podstawowe podejścia do rozpoznawania emocji w automatycznej analizie treści

	Charakterystyka	Zalety	Wady
Techniki słownikowe (inaczej techniki oparte na wiedzy bądź na leksykonie)	Klasyfikowanie tekstu na podstawie konkretnych leksykonów wyrażających stany afektywne.	Dostępne i oszczędne	Niezdolność do radzenia sobie z niuansami pojęciowymi i złożonymi regułami językowymi. Bez kompleksowej bazy danych (w tym ludzkiej wiedzy) w rzeczywistości nie jest łatwo systemowi eksploracji sentymentów uchwycić semantykę związaną z językiem naturalnym lub ludzkim zachowaniem. Ograniczone wnioskowanie spowodowane jest analizą wiedzy specjalistycznej, co nie pozwala na pogłębioną analizę różnych niuansów stosowanych pojęć.
Metody statystyczne	Wykorzystanie różnych nadzorowanych algorytmów uczenia maszynowego, w których duży zestaw danych jest wprowadzany do algorytmów, aby system mógł się uczyć i przewidywać odpowiednie typy emocji.	Zapewniają dokładność klasyfikacji; skutecznie klasyfikują tekst użytkownika na poziomie strony lub akapitu (nie działają one zbyt poprawnie np. na pojedynczym zdaniu).	Potrzeba posiadania wystarczająco dużego zbioru uczącego. Metody są na ogół słabe semantycznie, tzn. elementy leksykalne lub współwystępowania w modelu statystycznym mają niewielką indywidualną wartość predykcyjną.
Podejście mieszane/hybrydowe	Połączenie technik opartych na leksykonie i metodach statystycznych związanych z rozpoznawaniem emocji i wykrywaniem polaryzacji w tekście lub danych multimodalnych, np. <i>sentic computing</i> , <i>iFeel</i> .	Zwykle podejście przynosi wydajność klasyfikacji lepszą o ponad 10% w przeciwieństwie do niezależnego stosowania technik słownikowych lub metod statystycznych.	Złożoność obliczeniowa, podczas procesu klasyfikacji.

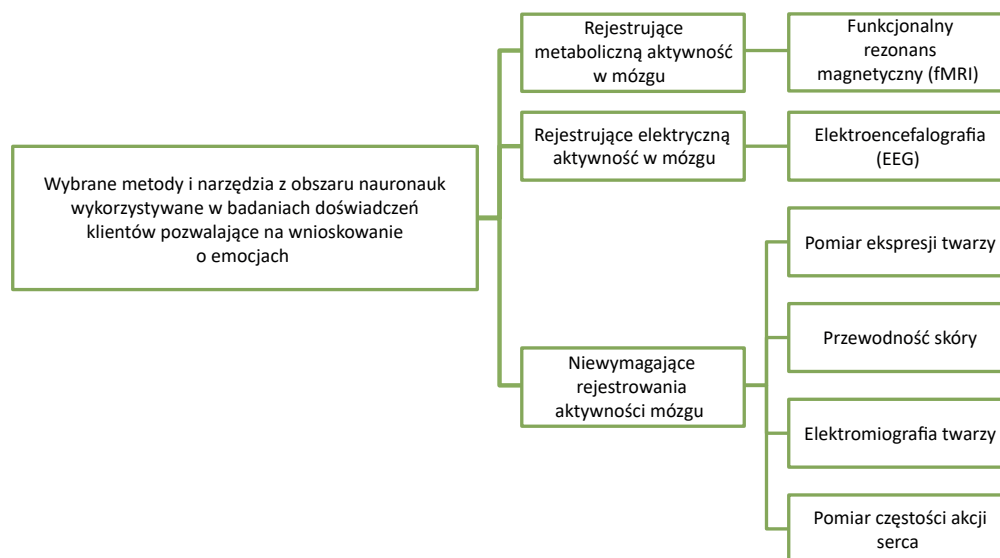
Źródło: opracowano na podstawie: (Cambria i in., 2017; Caridakis i in., 2007; Turek, 2017).

<sup>1</sup> Lista innowacji technologicznych testowanych w pomiarze doświadczeń klienta jest dłuższa. Jedną z nich jest wykorzystanie technologii wirtualnej rzeczywistości i rozszerzonej rzeczywistości, dla której to ramy koncepcyjne wykorzystania w badaniach zaproponowali Wedel i in. (2020).

<sup>2</sup> Podejście takie pozwoliło między innymi na ustalenie, że w swoich wpisach na Facebooku bardziej emocjonalne są kobiety niż mężczyźni, osoby starsze niż młodsze (Farnadi i in., 2014), osoby religijne niż niereligijne (Yaden i in., 2018).

### 3. Techniki rozpoznawania i pomiaru emocji w badaniu doświadczeń klienta wywodzące się z neuronauki konsumenckiej

Chociaż tradycyjnie emocje w badaniach doświadczeń klienta najczęściej mierzone są retrospektywnie (Verhulst i in., 2020) badacze sięgają coraz częściej po możliwość ich pomiaru poprzez zastosowanie technik neuro (Bell i in., 2018). Pozwala to nie tylko uchwycić dynamiczny charakter emocji, wykorzystanie takich rozwiązań może eliminować ograniczenia pomiarów deklaratywnych i behawioralnych ze względu na niekontrolowanie reakcji psychofizycznych przez badanych (Budzanowska-Drzewiecka, 2018b). Pozwalają one na uchwycenie automatycznych procesów (nieświadome, niezamierzone, niekontrolowane, niewymagające wysiłku i szybkie reakcje) (Danner i Duerrschmid, 2018) i redukcję błędów związanych z racjonalizacją (np. błędów wynikających z przypominania) (Verhulst i in., 2020). Dodatkowo ich cechą jest dostarczanie informacji o chwilowych reakcjach organizmu, dotyczących konkretnego momentu pomiaru, co pozwala na ich wykorzystanie w różnych fazach doświadczenia konsumpcyjnego. Ponadto mogą być one wykorzystane do walidacji dotychczasowych metod pomiaru emocji (Verhulst i in., 2020). Obiecujące próby implementacji odmiennych technik neuro potwierdzają możliwość korzystania z nich w przypadku zarówno eksperymentów laboratoryjnych, jak i badań terenowych (w naturalnych dla doświadczenia warunkach). Możliwość ta wynika między innymi z dostępnych wielu rozwiązań, które oferowane są przez przedsiębiorstwa specjalizujące się w analizie fizjologicznych i/lub neuronalnych reakcji konsumentów, które przyciągają także uwagę praktyków (Bell i in., 2018). Dostępne rozwiązania pozwalają na pomiar zmian zachodzących w neuronach, mięśniach czy komórkach gruczołowych w konkretnych momentach (Godovykh i Tasci, 2020). Dzięki nim możliwe jest analizowanie parametrów fizjologicznych, wyrazu twarzy czy reakcji mózgu (Danner i Duerrschmid, 2018). Techniki te można różnie kategoryzować. Najczęściej dzieli się je na trzy podstawowe grupy: rejestrujące metaboliczną aktywność mózgu (np. fMRI, PET), rejestrujące elektryczną aktywność mózgu (np. EEG, MEG) oraz pozostałe, które nie analizują aktywności mózgu (np. okulografia, elektromiografia twarzy, pomiar tętna i galwanicznej reakcji skóry) (Alsharif i in., 2021; Cherubino i in., 2019). Te, po które sięgają badacze w analizach emocji<sup>3</sup> w doświadczeniach klienta, zebrano na rys. 1.



Rys. 1. Neurometody służące do pomiaru emocji w badaniu doświadczeń klienta

Źródło: opracowanie własne na podstawie: (Alsharif i in., 2021; Cherubino i in., 2019; Godovykh i Tasci, 2020).

<sup>3</sup> Zakres technik wykorzystywanych do pomiarów neuro w zachowaniach konsumentów i marketingu jest szerszy. Poza neuroobrazowaniem i pomiarem neurofizjologicznym badacze sięgają po metody biochemiczne. Przykładowe zestawienie technik wraz z możliwościami aplikacyjnymi w badaniach usług opracowali Verhulst i in. (2019).

O reakcjach emocjonalnych można wnioskować na podstawie zarówno technik wykorzystujących neuroobrazowanie, jak i tych, które odnoszą się do innych reakcji neurofizjologicznych. W ostatniej grupie technik badacze mierzą częstość akcji serca za pomocą elektrokardiogramu (ECG) i galwanicznych reakcji skóry (Alsharif i in., 2021; Cherubino i in., 2019; Verhulst i in., 2019; Verhulst i in., 2020). Oba rozwiązania pozwalają na monitorowanie autonomicznej aktywności, co pozwala na ocenę stanu emocjonalnego jednostki (pobudzenia emocjonalnego). Z racji tego, że aktywność autonomicznego układu nerwowego nie pozwala na wnioskowanie o rodzaju przeżywanych emocji, drugim wymiarem, który jest analizowany, jest walencja. Tę można mierzyć, stosując na przykład elektroencefalografię czy elektromiografię twarzy. Rozwiązania takie są wykorzystywane w badaniach emocji konsumentów będących reakcjami na markę, produkt czy reklamę (np. Richins, 1997).

Inna grupa metod pozwala na rozpoznanie emocji ujawnianych przez mimikę twarzy (w tym emocji dyskretnych). Rozpoznawanie emocji jest złożonym procesem. W uproszczeniu jest to relacja pomiędzy doświadczeniem wewnętrznym jednostki a mimiczną ekspresją emocji (Kelter i in., 2021, s. 249), a sam proces różni się w zależności od wieku człowieka (Hamilton i Allard, 2022). Z racji złożoności procesu dokładność w rozpoznawaniu emocji jest zwykle lepsza, jeśli łączy się analizę różnych form pozwalających na ekspresję emocji, np. materiałów audio lub wideo. Różne typy emocji są wykrywane poprzez integrację informacji z wyrazu twarzy, ruchu ciała i gestów oraz mowy (np. Bagozzi i in., 1999, 2022; Martinez i in., 2016).

Wśród metod neurofizjologicznych analizy ekspresji mimicznej można wykonać, opierając się na pomiarze aktywności mięśni twarzy (elektromiografia) bądź ekspresji mimicznej (np. automatycznej analizie ekspresji twarzy) (Bell i in., 2018).

#### **4. Automatyczna analiza mimiki twarzy w badaniach doświadczeń klienta: korzyści i ograniczenia**

Twarz człowieka jest jednym z najbogatszych kanałów komunikacyjnych dla ekspresji emocjonalnej (Maximiano-Barreto i in., 2022). Odgrywa ona istotną rolę w komunikacji niewerbalnej między jednostkami, będąc podstawowym kanałem wyrażania i przekazywania emocji (Alsharif i in., 2021). Pozwala ona na identyfikację emocji i ustalenie poziomu intensywności w odpowiedzi na zróżnicowane bodźce (w tym może być informacją zwrotną w odpowiedzi na to, co lub o czym mówią inni).

Mimo że początki analizy ekspresji mimicznej twarzy sięgają XIX wieku (Fasel i Luetttin, 2003), to nadal wokół nich toczy się dyskusja potwierdzająca, że kwantyfikacja i obiektywne opisanie ekspresji twarzy jest trudnym zadaniem. Mimika twarzy powstaje w wyniku skurczów mięśni twarzy, co skutkuje czasowym zniekształceniem jej rysów (np. brwi czy powiek). Dlatego też analiza ekspresji mimicznej może opierać się na pomiarze anatomicznym (aktywizacji mięśni) oraz rozpoznawaniu i ocenie (niezależnie od tego, czy dokonywane są przez człowieka, czy automatycznie za pomocą algorytmów sztucznej inteligencji) (Danner i Duerschmid, 2018; Fasel i Luetttin, 2003). Pierwsza z kategorii pozwala na analizowanie aktywności określonych mięśni twarzy lub grup mięśni (np. elektromiografia twarzy, EMG<sup>4</sup>), w rezultacie klasyfikując aktywności do określonych emocji. Natomiast w przypadku drugiej kategorii podstawą klasyfikacji ekspresji mimicznych jako konkretnych emocji są osądy obserwatora. Ekspresje mimiczne kategoryzowane są do określonej liczby kategorii emocji na podstawie ocen koderów, zwykle przez obliczenie średniej odpowiedzi osób oceniających (koderów lub sędziów). Ustalenia w obu obszarach dały podwaliny do rozwoju automatycznej analizy ekspresji mimicznej, która nie tylko pozwala analizować ludzkie emocje, ale też znajduje swoje zastosowanie w badaniach interakcji człowiek-maszyna (Fasel i Luetttin, 2003). W tym przypadku algorytmy próbują bezpośrednio mapować ekspresje twarzy, przyporządkowując je do konkretnych emocji (Fasel i Luetttin, 2003). Technologia ta jest wykorzystywana do rozpoznawania i analizy emocji na podstawie mimiki twarzy (ze statycznych bądź dynamicznych obra-

<sup>4</sup> EMG twarzy mierzy i ocenia właściwości fizjologiczne mięśni twarzy, takie jak dobrowolne i mimowolne reakcje.

zów). Opiera się ona często na Systemie Kodowania Ruchów Mimicznych opracowanym przez Ekmana i Friesena (Ekman i Rosenberg, 2005), porządkującym ruchy mięśni twarzy, pozwalając na kategoryzację ruchów mimicznych w celu dokładniejszego określenia stanu emocjonalnego.

Automatyczna analiza ekspresji twarzy jest wykorzystywana do pomiaru emocji w badaniach konsumenckich (Danner i Duerrschmid, 2018), znajduje też zastosowanie w badaniu doświadczeń klienta. Techniki pomiaru w tym obszarze rozwijane są od kilkudziesięciu lat, przyciągając uwagę badaczy zajmujących się wyjaśnianiem zachowań konsumentów. Jak każde nowo aplikowane podejście badawcze automatyczna analiza ekspresji twarzy ma swoje ograniczenia i wymaga dyskusji na temat zasad rygoru metodycznego.

Mimo szybkiego postępu w dziedzinie automatycznej analizy ekspresji twarzy w ostatnich dekadach trwa spór o zastosowanie tej technologii. Z jednej strony, dotyczy on kontrowersji, ograniczeń i możliwości stosowania automatycznej analizy ekspresji twarzy. Z drugiej strony zaś wpisuje się w toczącą się debatę nad tym, czy ekspresja twarzy jest precyzyjnym wskaźnikiem emocji oraz pod jakimi względami mimika twarzy jest uniwersalna, a pod jakimi kulturowo specyficzna. Jednym z wątków w tej debacie jest kwestia potencjału sztucznej inteligencji (AI) w rozpoznawaniu emocji (Khare i in., 2024). Feldman-Barrett (2022) jednoznacznie stwierdza, że AI nie identyfikuje emocji jako takich. Pozwala na wykrywanie sygnałów fizycznych (ruchy mięśni twarzy), a nie na interpretowanie znaczenia tych sygnałów. Badaczka podkreśla, że ruchy mięśni twarzy nie są jednoznacznie powiązane z określonymi emocjami, zatem ta sama emocja może towarzyszyć różnym ruchom twarzy i te same ruchy twarzy mogą mieć różne (lub żadne) znaczenie emocjonalne (Feldman-Barrett, 2022). Kontrowersje wzbudza też zdolność algorytmu do przewidywania cech osobistych konsumentów na podstawie obrazów twarzy (Kosinski i in., 2013; Kosinski, 2021). Co prawda może ona poprawić interakcje człowiek-technologia, umożliwiając maszynom rozpoznanie m.in. płci, wieku czy stanu emocjonalnego i odpowiednie dostosowanie ich zachowania (Kosinski, 2021), jednak może też przewidywać znacznie bardziej wrażliwe cechy (np. osobowość, orientację seksualną, wyznanie religijne), ingerując w sferę prywatną (Kosinski i in., 2013). Jednak mimo krytyki takich narzędzi, automatyczna analiza ekspresji twarzy cieszą się rosnącym zainteresowaniem badaczy.

Automatyczna analiza ekspresji twarzy jest zadaniem złożonym, ponieważ rysy twarzy znacznie się różnią u osób w różnym wieku, o odmiennym pochodzeniu etnicznym, innej płci. Ponadto twarze ludzi wyglądają inaczej w zależności od oświetlenia czy ze względu na zmiany pozycji. Te kwestie powinny być uwzględnione na różnych etapach automatycznej analizy wyrazu twarzy. Lista wymagań, które należy uwzględnić, jest dłuższa (Danner i Duerrschmid, 2018; Hadinejad i in., 2019a; Yu i Ko, 2017). Danner i Duerrschmid (2018) usystematyzowali podstawowe warunki stosowania automatycznej analizy ekspresji twarzy. Skuteczność zastosowania tych narzędzi zależy od jakości materiału (zdjęć czy nagrań wideo). Wymagają one kontrolowania rozdzielczości zapisu oraz warunków, w jakich następuje rejestracja materiału, które mogą wpłynąć na wyniki. Odnoszą się one zarówno do otoczenia (np. oświetlenie), jak i samych twarzy (np. częściowe zakrycie twarzy przez fryzurę, okulary z grubymi oprawkami zakrywającymi brwi). W warunkach laboratoryjnych spełnienie tych wymagań nie stanowi problemu, bywa jednak wyzwaniem w warunkach naturalnych. Na przykład w sytuacji pomiaru doświadczeń klienta w procesie konsumpcji usługi uczestnicy badania mogą się poruszać, zmieniając warunki oświetleniowe, zasłaniać ważne dla pomiaru części twarzy. Danner i Duerrschmid (2018) sugerują również rozważanie kwestii prawnych związanych z rejestrowaniem materiału poddanego automatycznej analizie ekspresji twarzy w przestrzeni publicznej lub komercyjnej.

Należy podkreślić, że reakcje emocjonalne zależą od wielu czynników (np. kontekstu, cech indywidualnych badanego, jak również zachowania osoby przeprowadzającej badanie). Powoduje to trudności w jednoznaczności interpretacji wyników. Ponadto swoistym ograniczeniem jest liczba analizowanych emocji. Większość metod analizy ekspresji twarzy jest w stanie sklasyfikować ekspresje mimiczne, grupując je w niewielką liczbę kategorii emocji. Mimo tych ograniczeń, automatyczna analiza ekspresji twarzy charakteryzuje się szybkością i mniejszą pracochłonnością w porównaniu z rozwiązaniami

konwencjonalnymi<sup>5</sup> (wymagającymi ocen koderów). Pozwala też na eliminację błędów wynikających z uprzedzeń ze strony koderów, chociaż w niektórych okolicznościach interwencja badacza jest niezbędna do kontrolowania jakości materiału (np. ustalenia czy mimika twarzy wynika z bodźca bądź jest zniekształceniem innego rodzaju). Za największą zaletę tego podejścia Danner i Duerrscheid (2018) uznają zwiększenie trafności ekologicznej. Wynika to z możliwości analizowania mimiki w czasie rzeczywistym w naturalnych sytuacjach bez ingerencji w zachowanie osoby badanej.

Popularyzacja automatycznej analizy ekspresji twarzy wynika z dostępności komercyjnych<sup>6</sup> rozwiązań pozwalających na ich implementację w badaniach konsumentów oraz w badaniach naukowych (Danner i in., 2014; Lewinski i in., 2014). Jednym z popularnych narzędzi do rozpoznawania ekspresji twarzy jest FaceReader niderlandzkiej firmy Noldus, zaprogramowany na bazie systemu taksonomicznych ruchów mięśni twarzy człowieka (Ferreira i in., 2021; Lewinski i in., 2014; Skiendziel i Ro, 2019). FaceReader jest wykorzystywany głównie do badań w dziedzinie psychologii, edukacji, badań rynku i zachowań konsumenckich (Danner i in., 2014). Trafność tego oprogramowania, jako jednego z nielicznych, była przedmiotem analizy naukowej (Lewinski i in., 2014).

Tabela 2. Korzyści i ograniczenia wykorzystania oprogramowania FaceReader do rozpoznawania i pomiaru emocji

Korzyści	Ograniczenia
Identyfikuje sześć podstawowych emocji (według Ekmana) oraz stan neutralny i pogardę	Czuły na zmiany oświetlenia
Wykrywa walencję emocji	Wrażliwy na grubą i ciemną oprawkę okularów
Potwierdza pobudzenie emocjonalne	Może modyfikować naturalne reakcje respondentów
Pozwala na identyfikację reakcji emocjonalnych w czasie rzeczywistym	Zależy od materiału wizualnego (rozdzielczości kamery)
Śledzi fluktuacje emocjonalnego pobudzenia i przyjemności podczas eksperymentu	Niepełne wyświetlanie w oprogramowaniu analizy eksperymentów trwającej dłużej niż minutę
Udostępnia wyniki analizy dostępne po każdym eksperymencie	Eksportuje surowe dane na decysekundę, a badacz musi agregować i uśredniać dane w przedziale jednej sekundy
Analizuje dane w oprogramowaniu	Wymaga kalibracji wyrazu twarzy każdego respondenta, prosząc go o pokazanie neutralnej twarzy na początku eksperymentu
Umożliwia badaczowi eksport danych w formacie tekstowym w celu bardziej szczegółowej analizy	Interpretacja wyników może być ograniczona: – neutralny wyraz twarzy może być interpretowany jako emocja smutku, – interpretowanie emocji uczestników na podstawie statycznych obrazów może skutkować niższymi wartościami statystycznymi emocji negatywnych – kiedy uczestnicy są skoncentrowani na obrazach, ich mimika twarzy może być interpretowana jako emocja złości
Pozwala badaczowi porównać wyniki z pobudzeniem emocjonalnym i uzyskanymi wartościami z danych ankietowych	Ograniczone zastosowanie w pomiarze emocji dzieci, mieszkańców Azji Wschodniej*

Uwaga: \*oprogramowanie ma nakładki pozwalające na pomiar określonych środowisk społecznych (np. dzieci, osób starszych)

Źródło: opracowano na podstawie: Hadinejad i in. (2019a, s. 475); Hadinejad i in. (2019b); Yu i Ko (2017, s. 104).

Oprogramowanie komputerowe FaceReader (wersja 8.1) daje możliwość analizy reakcji emocjonalnych na bodźce w czasie rzeczywistym. Na podstawie analizy mimiki twarzy pozwala na identyfikację konkretnych emocji, walencji (pozytywne/negatywne) oraz pobudzenia (intensywność) (Hadinejad i in., 2019b). Co ważne, wyniki korespondują z werbalnymi zachowaniami uczestników (Yu i Ko, 2017). FaceReader potrafi rozpoznać sześć podstawowych emocji, tj. radość, smutek, gniew, zaskoczenie, strach i obrzydzenie. Dodatkowo FaceReader potrafi rozpoznać stan neutralny i przeanalizować pogardę jako

<sup>5</sup> Zazwyczaj wykonywana poprzez *post-processing* nagrań wideo w zwolnionym tempie lub klatka po klatce i kodowanie mimiki twarzy zgodnie z wcześniej zdefiniowanymi regułami. Wymaga to wcześniejszego szkolenia koderów.

<sup>6</sup> Dostępne są różne zautomatyzowane systemy rozpoznawania ekspresji twarzy, np. Nviso (nViso SA, Lozanna, Szwajcaria), Affdex (Affectiva Inc., Waltham, USA) i FaceReader (Noldus Information Technology, Wageningen, Holandia) (Danner i in., 2014).



stan emocjonalny. Stosowanie tego oprogramowania wymaga spełnienia kilku warunków. Te wraz z korzyściami i ograniczeniami usystematyzowano w tab. 2.

## 5. Zakończenie

W artykule przeprowadzono dyskusję na temat metod i technik wykorzystywanych do rozpoznawania i pomiaru emocji w badaniach doświadczeń klienta. Nie jest to dyskusja rozstrzygająca. Złożony charakter emocji, a jednocześnie interdyscyplinarność badań doświadczeń klienta potwierdzają konieczność rozwoju/wypracowania metodyki pozwalającej na holistyczne ujęcie omawianych zagadnień. Nie należy to do prostych zadań badawczych. Mimo zalet narzędzi samoopisowych, związanych z ich prostotą, niskim kosztem i możliwością pomiaru wielu kwestii jednocześnie, ich ograniczenia nie pozwalają na uchwycenie nieświadomych, afektywnych i zmysłowych komponentów doświadczenia lub czasowych zmian w nich zachodzących.

W poszukiwaniu konsensusu między rozpoznawaniem naturalnej cechy człowieka, jaką jest okazywanie emocji, a ich pomiarem przed doświadczeniem, w jego trakcie i po doświadczeniu klienta alternatywą jest sięganie po techniki wywodzące się z neuronauki konsumenckiej. Analiza ekspresji twarzy jest obiecującą techniką rozpoznawania i pomiaru emocji w doświadczeniach klienta (w sposób ukryty i nierzucający się w oczy). Jednak łączą się z koniecznością dyskusji na temat dylematów związanych z ograniczeniami automatycznego rozpoznawania emocji.

Biorąc pod uwagę wady i zalety metod i technik pomiaru afektywnych komponentów doświadczenia klienta, za zasadną można uznać integrację metod samoopisowych i technik pozwalających na pomiar neuronalnych reakcji organizmu (np. Godovykh i Tasci, 2020; Hadinejad i in., 2021). Kierunkiem rozwoju metod pomiaru emocji powinno być opracowanie narzędzia do holistycznego ujęcia emocji w doświadczeniach klienta. Należy stworzyć rzetelne narzędzie do pomiaru emocji w badaniach doświadczeń klienta pozwalające na uchwycenie ich wielowymiarowości oraz zadbać o jego walidację. Należy opracować – w uzupełnieniu do istniejących narzędzi i skal (po ich uporządkowaniu) – narzędzie, tj. kwestionariusz samoopisujący, służący do pomiaru doświadczeń klienta i ich wymiarów związanych z pobudzeniem emocjonalnym. W opinii autorów zastosowanie kombinacji kilku metod mogłoby pomóc w uchwyceniu całości doświadczenia klienta z ich różnymi komponentami na etapie przed zakupem, w jego czasie i po nim.

## Literatura

- Abbott, L. (1955). *Quality and Competition: An Essay in Economic Theory*. Columbia University Press, New York. <https://doi.org/10.7312/abbo92492>
- Alsharif, A. H., Salleh, N. O. R. Z., Baharun, R. i Yusoff, M. E. (2021). Consumer Behaviour through Neuromarketing Approach. *Journal of Contemporary Issues in Business and Government*, 27(03). <https://doi.org/10.47750/cibg.2021.27.03.048>
- Babin, B. J., Darden, W. R., University, L. S., Shreveport, L. i Babin, L. A. (1998). Negative Emotions in Marketing Research: Affect or Artifact? *Journal of Business Research*, 42(3), 271-285. [https://doi.org/10.1016/S0148-2963\(97\)00124-0](https://doi.org/10.1016/S0148-2963(97)00124-0)
- Bagozzi, R. P., Brady, M. K. i Huang, M. H. (2022). AI Service and Emotion. *Journal of Service Research*, 25(4), 499-504. <https://doi.org/10.1177/10946705221118579>
- Bagozzi, R. P., Gopinath, M. i Prashanth, U. N. (1999). The Role of Emotions in Marketing. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 27(2), 184-206.
- Becker, L. i Jaakkola, E. (2020). Customer Experience: Fundamental Premises and Implications for Research. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 48(4), 630-648. <https://doi.org/10.1007/s11747-019-00718-x>
- Bell, L., Vogt, J., Willemsse, C., Routledge, T., Butler, L. T. i Sakaki, M. (2018). Beyond Self-Report: A Review of Physiological and Neuroscientific Methods to Investigate Consumer Behavior. *Frontiers in Psychology*, 9, 1-16. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2018.01655>
- Budzanowska-Drzewiecka, M. (2018a). Wkład neuromarketingu do wiedzy na temat reklamy – próba systematyzacji wątków badawczych. *Studia Oeconomica Posnaniensia*, 6(5), 19-32. <https://doi.org/10.18559/soep.2018.5.2>

- Budzanowska-Drzewiecka, M. (2018b). Zastosowanie neuroobrazowania w badaniach konsumentów – możliwości i ograniczenia. *Prace Naukowe Uniwersytetu Ekonomicznego we Wrocławiu*, 525, 197-210.
- Bustamante, J. C. (2017). Measuring Customer Experience in Physical Retail Environments. *Journal of Service Management*, 28(5), 884-913. <https://doi.org/10.1108/JOSM-06-2016-0142>
- Cambria, E., Das, D., Bandyopadhyay, S. i Feraco, A. (2017). Affective Computing and Sentiment Analysis. W: E. Cambria, D. Das, S. Bandyopadhyay, A. Feraco (red.), *A Practical Guide to Sentiment Analysis* (p. 196). Springer.
- Caridakis, G., Castellano, G., Kessous, L., Raouzaïou, A., Malatesta, L., Asteriadis, S. i Karpouzis, K. (2007). Multimodal Emotion Recognition from expressive Faces, Body Gestures and Speech. *IFIP International Federation for Information Processing*, 247, 375-388. [https://doi.org/10.1007/978-0-387-74161-1\\_41](https://doi.org/10.1007/978-0-387-74161-1_41)
- Cherubino, P., Martinez-Levy, A. C., Caratù, M., Cartocci, G., Di Flumeri, G., Modica, E., Rossi, D., Mancini, M. i Trettel, A. (2019). Consumer Behaviour through the Eyes of Neurophysiological Measures: State-of-the-Art and Future Trends. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2019, 1-41. <https://doi.org/10.1155/2019/1976847>
- Clatworthy, S. (2022). *Doświadczenia klientów. Od idei firmy do zachwyty konsumenta*. ICAN Institute.
- Danner, L. i Duerrschmid, K. (2018). Automatic facial expressions analysis in consumer science. W: *Methods in Consumer Research* (p. 231-252). Woodhead Publishing. <https://doi.org/10.1016/B978-0-08-101743-2.00010-8>
- Danner, L., Sidorkina, L., Joechl, M., Duerrschmid, K. (2014). Make a Face! Implicit and Explicit Measurement of Facial Expressions Elicited by Orange Juices Using Face Reading Technology. *Food Quality and Preference*, 32, 167-172. <https://doi.org/10.1016/j.foodqual.2013.01.004>
- Duerden, M. D., Ward, P. J. i Freeman, P. A. (2015). Conceptualizing Structured Experiences: Seeking Interdisciplinary Integration. *Journal of Leisure Research*, 47(5), 601-620. <https://doi.org/10.18666/jlr-2015-v47-i5-6096>
- Ekman, P. i Rosenberg, E. L. (2005). *What the Face Reveals Basic and Applied Studies of Spontaneous Expression Using the Facial Action Coding System (FACS)*. Oxford University Press. <https://doi.org/10.1093/acprof:oso/9780195179644.001.0001>
- Farnadi, G., Sitaraman, G., Rohani, M., Kosinski, M., Stillwell, D., Moens, M. F., Davalos, S. i De Cock, M. (2014). How Are You Doing? Emotions and Personality in Facebook. *CEUR Workshop Proceedings*, 1181, 45-56.
- Fasel, B. i Luetttin, J. (2003). Automatic facial Expression Analysis: A Survey. *Pattern Recognition*, 36(1), 259-275. [https://doi.org/10.1016/S0031-3203\(02\)00052-3](https://doi.org/10.1016/S0031-3203(02)00052-3)
- Feldman-Barrett, L. (2022). Facial Expressions Do Not Reveal Emotions. *Scientific American*, <https://www.scientificamerican.com/article/darwin-was-wrong-your-facial-expressions-do-not-reveal-your-emotions/>
- Ferreira, L. B. C., Morais Fabrício, D., Chagas, Hortes, M. N. (2021). Are Facial Emotion Recognition Tasks Adequate for assessing social cognition in older people? A review of the literature. *Archives of Gerontology and Geriatrics*, 92, 104277. <https://doi.org/10.1016/j.archger.2020.104277>
- Gaur, S. S., Herjanto, H. i Makkar, M. (2014). Review of Emotions Research in Marketing, 2002-2013. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 21(6), 917-923. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2014.08.009>
- Godovykh, M. i Tasci, A. D. A. (2020). Customer Experience in Tourism: A Review of Definitions, Components, and Measurements. *Tourism Management Perspectives*, 35, 1-10. <https://doi.org/10.1016/j.tmp.2020.100694>
- Hadinejad, A., Moyle, B. D., Kralj, A. i Scott, N. (2019a). Physiological and Self-Report Methods to the Measurement of Emotion in Tourism. *Tourism Recreation Research*, 44(4), 466-478. <https://doi.org/10.1080/02508281.2019.1604937>
- Hadinejad, A., Moyle, B. D., Scott, N., Kralj, A. (2019b). Emotional responses to tourism advertisements: The application of FaceReader™. *Tourism Recreation Research*, 44(1), 131-135. <https://doi.org/10.1080/02508281.2018.1505228>
- Hadinejad, A., Scott, N., Kralj, A. i Moyle, B. (2021). Multi-methods in the Measurement of Emotion in Tourism Marketing. W: R. Nunkoo, V. Teeroovengadum, C. M. Ringle (red.), *Handbook of Research Methods for Marketing Management* (p. 283-291). Edward Elgar Publishing. <https://doi.org/10.4337/9781788976954.00021>
- Hamilton, L. i Allard, E. (2022). Investigating Mixed Emotion Elicitation Across the Life Span Via Intensity and Networks. *Emotions*, <https://doi.org/10.1037/emo0001177>
- Hirschman, E. C. i Holbrook, M. B. (1982). Hedonic Consumption: Emerging Concepts, Methods and Propositions. *Journal of Marketing*, 46(3), 92. <https://doi.org/10.2307/1251707>
- Huang, M. H. (2001). The Theory of Emotions in Marketing. *Journal of Business and Psychology*, 16(2), 239-247.
- Kelter, D., Oatley, K. i Jenkins, J. M. (2021). *Zrozumieć emocje*. Wydawnictwo Naukowe PWN.
- Khare, Khare, S. K., Blanes-Vidal, V., Nadimi, E. S. i Acharya, U. R. (2024). Emotion Recognition and Artificial Intelligence: A Systematic Review (2014-2023) and Research Recommendations. *Information Fusion*, 102, 102019. <https://doi.org/10.1016/j.inffus.2023.102019>
- Klaus, P. (2015). *Measuring Customer Experience*. Palgrave Macmillan UK. <https://doi.org/10.1057/9781137375469>
- Kosinski, M. (2021). Facial Recognition Technology Can Expose Political Orientation from Naturalistic Facial Images. *Scientific Reports*, 11(1), 1-7. <https://doi.org/10.1038/s41598-020-79310-1>
- Kosinski, M., Stillwell, D. i Graepel, T. (2013). Private Traits and Attributes Are Predictable from Digital Records of Human Behavior. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 110(15), 5802-5805. <https://doi.org/10.1073/pnas.1218772110>
- Kranzbühler, A. M., Kleijnen, M. H. P., Morgan, R. E. i Teerling, M. (2018). The Multilevel Nature of Customer Experience Research: An Integrative Review and Research Agenda. *International Journal of Management Reviews*, 20(2), 433-456. <https://doi.org/10.1111/ijmr.12140>
- Kumar, P., Hollebeek, L. D., Kar, A. K. i Kuk, J. (2022). Charting the intellectual structure of customer experience research. *Marketing Intelligence and Planning*, <https://doi.org/10.1108/MIP-05-2022-0185>

- Lemon, K. N. i Verhoef, P. C. (2016). Understanding customer experience throughout the customer journey. *Journal of Marketing*, 80(6), 69-96. <https://doi.org/10.1509/jm.15.0420>
- Lewinski, P., Den Uyl, T. M. i Butler, C. (2014). Automated Facial Coding: Validation of Basic Emotions and FACS AUs in FaceReader. *Journal of Neuroscience, Psychology, and Economics*, 7(4), 227-236. <https://doi.org/10.1037/npe0000028>
- Manthiou, A., Hickman, E. i Klaus, P. (2020). Beyond good and bad: Challenging the suggested role of emotions in customer experience (CX) research. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 57, 102218. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2020.102218>
- Martinez, L., Falvello, V. B., Aviezer, H. i Todorov, A. (2016). Contributions of facial expressions and body language to the rapid perception of Dynamic Emotions. *Cognition and Emotion*, 30(5), 939-952. <https://doi.org/10.1080/02699931.2015.1035229>
- Maximiano-Barreto, M. A., Bomfim, A. J. de L., Borges, M. M., de Moura, A. B., Luchesi, B. M. i Chagas, M. H. N. (2022). Recognition of Facial Expressions of Emotion and Depressive Symptoms Among Caregivers with Different Levels of Empathy Recognition of Facial Expressions of Emotion and Depressive Symptoms Among. *Clinical Gerontologist*, 1-8. <https://doi.org/10.1080/07317115.2021.1937426>
- Pine, B. J. i Gilmore, J. H. (1998). Welcome to the Experience Economy. *Harvard Business Review Press*, 76(4), 97-105.
- Richins, M. L. (1997). Measuring emotions in the consumption experience. *Journal of Consumer Research*, 24(2), 127-146. <https://doi.org/10.1086/209499>
- Schmitt, B. H. (1999). Experiential marketing. *Journal of Marketing Management*, 15(1-3), 53-67.
- Skiendziel, T. i Ro, A. G. (2019). Assessing the Convergent Validity between the Automated Emotion Recognition Software Noldus FaceReader 7 and Facial Action Coding System Scoring. *PLoS ONE*, 14(10), e0223905. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0223905>
- Soodan, V. i Pandey, A. C. (2016). Influence of emotions on consumer buying behavior. *Journal of Entrepreneurship, Business and Economics*, 4(2), 163-181.
- Turek, T. (2017). Possibilities of Using Sentiment Analysis in Prosumption Processes. *Ekonomiczne Problemy Usług*, 126(1), 285-294. <https://doi.org/10.18276/epu.2017.126/2-29>
- Verhulst, N., De Keyser, A., Gustafsson, A., Shams, P. i Van Vaerenbergh, Y. (2019). Neuroscience in Service Research: An Overview and Discussion of Its Possibilities. *Journal of Service Management*, 30(5), 621-649. <https://doi.org/10.1108/JOSM-05-2019-0135>
- Verhulst, N., Vermeir, I., Slabbinck, H., Larivière, B., Mauri, M. i Russo, V. (2020). A Neurophysiological Exploration of the Dynamic Nature of Emotions During the Customer Experience. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 57, 102217. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2020.102217>
- Wedel, M., Bigné, E. i Zhang, J. (2020). Virtual and Augmented Reality: Advancing Research in Consumer Marketing. *International Journal of Research in Marketing*, 37(3), 443-465. <https://doi.org/10.1016/j.ijresmar.2020.04.004>
- Yaden, D. B., Eichstaedt, J. C., Kern, M. L., Smith, L. K., Buffone, A., Stillwell, D. J., Kosinski, M., Ungar, L. H., Seligman, M. E. P. i Schwartz, H. A. (2018). The Language of Religious Affiliation: Social, Emotional, and cognitive Differences. *Social Psychological and Personality Science*, 9(4), 444-452. <https://doi.org/10.1177/1948550617711228>
- Yu, C. Y. i Ko, C. H. (2017). Applying FaceReader to Recognize Consumer Emotions in Graphic Styles. *Procedia CIRP*, 60, 104-109. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2017.01.014>

## Recognition and Measurement of Emotions in Customer Experience Research

---

**Abstract:** The study of customer experience requires the development of methodologies which measure such experience and account for its complexity. One important component of customer experience is emotion, the recognition and measurement of which is still a challenge for researchers. The purpose of this article is to discuss methods and techniques used to recognise and measure emotions in customer experience research. Particular attention is paid to the use of techniques derived from consumer neuroscience, including the dilemmas associated with reaching for automatic analysis of facial expressions. The literature review is indicative of the ongoing discussion on the benefits and limitations of using the automatic analysis of facial expressions technique in measuring customer experience. Despite its limitations, such a technique can be an attractive complement to methods and techniques used to capture the emotional components of customer experience at different stages (before, during, and after the purchase).

**Keywords:** customer experience, emotion recognition, automatic facial expression analysis, FaceReader, measuring emotions

---